

**ANALISIS PERBANDINGAN METODE DECISION TREE DAN
LOGISTIC REGRESSION DALAM PREDIKSI TINGKAT
PENDAPATAN PENDUDUK**

**Ulfa Inayatun¹, Bibit Waluyo², Umar Abdul Abid³,
Titin Amelia⁴, Imam Tahyudin⁵**

Universitas AMIKOM Purwokerto

E-mail: ulfainayatun27@gmail.com¹, 21sa2135@mhs.amikompurwokerto.ac.id²,
umar4abid@gmail.com³, ameliatin568@gmail.com⁴, imam.tahyudin@amikompurwokerto.ac.id⁵

Abstrak

Ada banyak faktor yang mempengaruhi pendapatan seseorang, seperti jenis kelamin, usia, tinggi badan, berat badan, pekerjaan, tingkat pendidikan, status pernikahan, pendapatan, dan warna kesukaan. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi faktor-faktor penentu dalam mencapai pendapatan yang tinggi dengan menggunakan metode decision tree dan Logistic Regression. Kelebihan dari decision tree dan Logistic Regression antara lain adalah kemudahan dalam implementasi dan penyajian dalam bentuk diagram. Dengan mengklasifikasikan faktor-faktor penentu pendapatan menggunakan pohon keputusan, kita dapat melihat dengan jelas faktor mana yang dapat menyebabkan pendapatan yang lebih tinggi. Penelitian ini menghasilkan data yang menunjukkan bahwa atribut umur dan pekerjaan memiliki faktor yang dapat mempengaruhi pendapatan tertinggi. Dalam implementasi decision tree dan Logistic Regression dengan menggunakan dataset sebanyak 130 kasus, tingkat akurasi dari pohon keputusan mencapai 96%, sedangkan regresi logistik mencapai 94%. Faktor yang paling signifikan dalam memprediksi pendapatan adalah pendidikan.

Kata Kunci: *Decision Tree, Logistic Regression, Umur, Pendidikan*

PENDAHULUAN

Pendapatan yang besar menjadi impian setiap orang. Banyak faktor yang menentukan seseorang mendapatkan pendapatan yang besar. Dari banyak faktor, tentunya penting untuk mengetahui faktor terbesar yang menentukan pendapatan. Hal ini penting, agar setiap orang memperhatikan dan mempersiapkan sejak dini faktor penentu ini (Priyanti, 2022).

Dalam rangka melakukan prediksi tingkat pendapatan penduduk, berbagai metode analisis telah dikembangkan. Dua metode yang populer dan sering digunakan adalah Decision Tree (pohon keputusan) dan Logistic Regression. Kedua metode ini memiliki pendekatan yang berbeda dalam memodelkan hubungan antara variabel prediktor dengan variabel target.

Decision Tree adalah struktur pohon yang mirip diagram alir, di mana setiap simpul internal mewakili pengujian pada sebuah atribut, setiap cabang mewakili hasil pengujian, label kelas diwakili oleh setiap simpul daun (Sharma & Kumar, 2016). Decision Tree digunakan untuk menganalisis faktor-faktor penyebab kesalahan yang terjadi dan menentukan pentingnya variabel yang terlibat dalam proses, sehingga hasil yang diperoleh dapat dioptimalkan secara maksimal.

Regresi logistik adalah suatu teknik statistika dalam menganalisis data yang bertujuan untuk mengetahui hubungan antara beberapa variabel dimana variabel respon yang bersifat kategorik, baik nominal maupun ordinal dengan variabel penjelas yang bersifat kategorik atau kontinu (Anggara et al., 2022). Metode ini sangat berguna dalam masalah klasifikasi dimana kita ingin memprediksi probabilitas terjadinya suatu peristiwa atau kejadian berdasarkan variabel prediktor yang ada.

Tujuan dari artikel ini adalah untuk membandingkan performa dan kegunaan kedua metode tersebut dalam prediksi tingkat pendapatan penduduk. Kita akan mengevaluasi kelebihan dan kekurangan masing-masing metode, serta meninjau hasil penelitian terbaru yang menguji efektivitas kedua metode ini dalam berbagai konteks dan dataset. Dengan memahami perbandingan antara metode Decision Tree dan Regresi Logistik dalam prediksi tingkat pendapatan penduduk, diharapkan kita dapat menemukan pendekatan yang paling sesuai dan efektif dalam menghadapi tantangan yang dihadapi dalam analisis data dan pengambilan keputusan terkait prediksi ekonomi.

Penelitian yang sama terkait prediksi pendapatan penduduk juga dilakukan untuk menentukan faktor-faktor penentu pendapatan yang tinggi menggunakan metode decision tree. Decision tree memiliki kelebihan dalam implementasi dan representasi visual. Hasil penelitian menunjukkan bahwa relasi yang luas memiliki dampak terbesar, dengan peluang pendapatan sebesar 75.12%. Usia dan pengalaman kerja juga faktor penting lainnya. Memperluas jaringan komunikasi dan hubungan dengan rekan kerja dapat meningkatkan pendapatan. Penelitian ini memberikan wawasan berharga bagi individu yang ingin meningkatkan pendapatan mereka (Priyanti, 2022).

Penelitian lain juga dilakukan dengan perbandingan metode Decision Tree dan Logistic Regression yang membahas tentang strategi bisnis yang fokus pada pelanggan untuk meningkatkan profit dan kepuasan pelanggan. Salah satu aplikasinya adalah prediksi Churn, yaitu saat pelanggan pindah ke provider lain. Teknik klasifikasi yang digunakan adalah Logistic Regression dan Decision Tree. Decision Tree memiliki performansi lebih baik dengan akurasi 94,42% dan waktu 0,064 detik, sedangkan Logistic Regression memiliki akurasi 80,73% dan waktu 0,935 detik. Penelitian menunjukkan Decision Tree terbaik dengan satu atribut tagihan (Fitriatun, 2019).

Penelitian lain juga dilakukan untuk memprediksi performa mahasiswa di Universitas Duta Bangsa Surakarta (UDB) menggunakan model regresi logistik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ini dapat memprediksi keberhasilan mahasiswa dengan tingkat kesalahan absolut rata-rata (Mean Absolute Percentage Error/MAPE) sebesar 8% (Nurmalitasari & Purwanto, 2022).

Peneliti lain menggunakan metode algoritma C4.5 untuk memprediksi tingkat kepuasan pelayanan online berdasarkan data masyarakat yang kurang paham terhadap pelayanan online pada tahun 2019-2020. Metode ini digunakan untuk klasifikasi, segmentasi, dan pengelompokan data dengan tujuan prediksi. Penelitian ini dapat secara cepat dan akurat memprediksi tingkat kepuasan masyarakat pada tahun 2021. Hasil penelitian ini dapat digunakan sebagai acuan untuk mengetahui tingkat kepuasan di Dinas Kependudukan dan Pencatatan Sipil Kota Padang. Metode yang digunakan melibatkan prediksi 14 atribut dengan menggunakan data kuisisioner dari 50 data penduduk yang tersedia dalam file csv. Analisis dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak Rapid Miner versi 5.3.000, dan menghasilkan 3 aturan (rule). Penelitian ini dapat menjadi referensi yang baik dalam memprediksi tingkat kepuasan pelayanan online. Namun, jika data yang digunakan tidak memiliki atribut yang relevan, kinerja algoritma dapat terbatas (Indah, 2022).

Penelitian sebelumnya menggunakan metode decision tree untuk mengembangkan pohon keputusan dalam diagnosis lesi ulseratif oral yang umum. Metode ini menggunakan

studi deskriptif dengan mengumpulkan informasi dari literatur dan buku referensi terkait. Hasil penelitian ini memberikan informasi penting kepada para profesional kesehatan dalam pembaruan pengetahuan tentang diagnosis lesi ulseratif oral. Namun, karena keterbatasan metode studi deskriptif, tidak ada pengumpulan data mendalam atau pengujian ulang terhadap pohon keputusan yang dikembangkan. Oleh karena itu, hasil penelitian ini perlu diinterpretasikan dengan hati-hati dan dapat dipertimbangkan ulang jika diperlukan (Mortazavi et al., 2016).

Penelitian lain juga mengembangkan model klasifikasi berbasis pohon keputusan untuk mengidentifikasi indikator kepemimpinan efektif. Survei dilakukan terhadap 131 pemimpin di Lithuania, dan data tersebut dianalisis menggunakan teknik pohon keputusan. Model ini membantu organisasi dalam memilih dan mengembangkan pemimpin yang sesuai berdasarkan indikator kepemimpinan yang teridentifikasi. Namun, teknik pohon keputusan rentan terhadap overfitting, di mana model menjadi terlalu kompleks dan kesulitan melakukan generalisasi pada data baru (Bekesiene & Hoskova-Mayerova, 2018).

Penelitian lain berikutnya dilakukan untuk membandingkan kinerja dari beberapa algoritma klasifikasi berbasis pohon keputusan, yaitu C4.5, ID3, dan CART, dalam memprediksi kelas dari data yang tidak diketahui. Metode yang digunakan adalah pengumpulan data dari UCI Machine Learning Repository dan pengujian algoritma pada data tersebut dengan menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Kelebihan dari penelitian ini adalah memberikan informasi tentang kinerja relatif dari beberapa algoritma klasifikasi berbasis pohon keputusan. Kelemahan dari penelitian ini mungkin terletak pada keterbatasan dari data yang digunakan dan metode evaluasi yang dipilih (Patel & Prajapati, 2018).

Penelitian-penelitian tersebut menjadi dasar untuk menerapkan metode decision tree dan Regresion Logistik pada penelitian yang akan dibuat.

METODE PENELITIAN

Decision Tree

Pohon keputusan adalah teknik data mining untuk menyelesaikan masalah klasifikasi dan prediksi. Pohon keputusan digunakan untuk memecahkan masalah klasifikasi dan juga regresi. Jika atribut target dapat memiliki m nilai yang berbeda, maka entropi S relatif terhadap klasifikasi m bijaksana ini didefinisikan sebagai (Intention et al., 2017).

$$ENTROPY(S) = - \sum_{i=1}^m p_i \log_2 p_i$$

dimana S adalah koleksi yang diberikan dan p_i adalah proporsi S yang termasuk dalam kelas. Sekarang dimungkinkan untuk mendefinisikan information gain, ukuran keefektifan sebuah atribut dalam mengklasifikasikan data pelatihan (Intention et al., 2017).

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_{v \in Values} \frac{[S_v]}{[S]} Entropy(S_v)$$

di mana $Values(A)$ adalah himpunan semua nilai yang mungkin untuk atribut A , dan S_v adalah himpunan bagian dari S di mana atribut A memiliki nilai v . Gain seperti yang telah disebutkan sebelumnya, merupakan kriteria pemisahan standar dari algoritma C4.5, yang didefinisikan sebagai berikut (Intention et al., 2017).

$$GainRatio(S, A) = \frac{Gain(S, A)}{Split\ Information(S, A)}$$

Pohon keputusan sangat populer dalam data mining sebagai representasi

pengetahuan yang mudah dipahami. Sehingga dapat diwujudkan dalam bentuk grafis dan aturan klasifikasi *IF-THEN*. Pada pohon keputusan, simpul internal menguji atribut (simpul keputusan), sementara simpul daun memberikan label kelas yang diprediksi (Salama et al., 2015).

Regression logistics

Regresi Logistik adalah bagian dari metode statistik yang disebut juga dengan *generalized linear models*. Logistic Regression model digunakan saat variabel respon mengacu pada dua nilai. Misal, ketika subjek berupa benda mati atau tidak hidup, punya atau tidak memiliki sebuah karakteristik khusus dan sebagainya. Kita misalkan variabel respon sebagai *y* dan sebuah subjek / *event* *y*=1 ketika subjek itu memiliki karakteristik dan *y*=0 ketika tidak memilikinya. Berikut persamaan dari Logistic regression (Sperandei, 2014)

$$f(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

Dimana *z*:

$$Z = \beta_0 + \beta_1X_1 + \beta_2X_2 + \dots + \beta_kX_k$$

Analisis regresi merupakan salah satu analisis yang bertujuan untuk mengetahui pengaruh suatu variabel terhadap variabel lain. Model regresi yang paling sederhana adalah model regresi linier sederhana dengan bentuk persamaan (Tampil et al., 2017).

$$Z = \beta_0 + \beta_1X + \varepsilon \quad (1)$$

dimana:

Z = variabel terikat (nilai yang diprediksi)

X = variabel bebas

β_0 = konstanta

β_1 = koefisien regresi (nilai peningkatan ataupun penurunan)

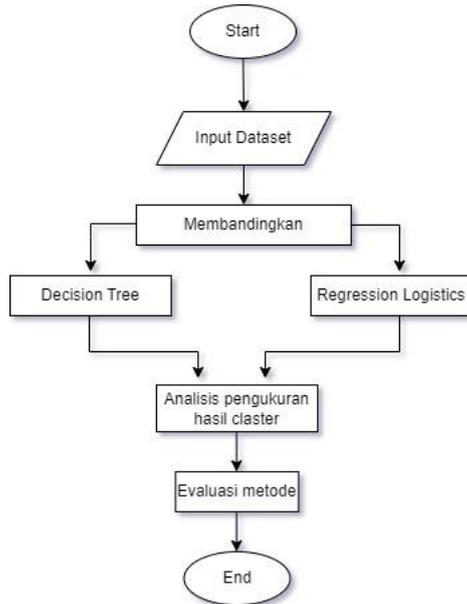
ε = galat acak.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset Tabel 1

ROW ID	OCCUPATION	EDUCATION	INCOME
Row 0	Software engineer	Master'e degree	75000
Row 1	Sales represent	Bachelor's	45000
Row 2	doctor	Doctorate	120000
....
Row 128	Graphic designer	Assosiate's degree	55000
Row 129	Sales represent	Bachelor's	80000
Row130	Software develop	Bachelor's	65000

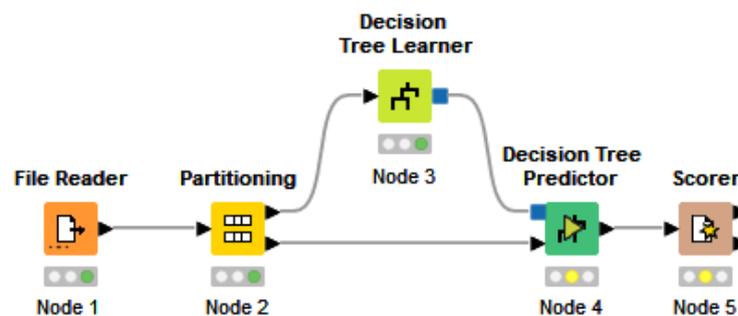
Berdasarkan Dataset tabel 1.1, dataset pendapatan penduduk memiliki 3 variabel data, yaitu pekerjaan, tingkat pendidikan dan pendapatan. Pada penelitian ini, penentuan klasifikasi menggunakan data pada variabel tingkat pendidikan untuk mendapatkan keputusan atau peluang terbanyak dari data opini. Pada algoritma *Decision Tree* dan *Regresi logistik*, telah dijelaskan bahwa kedua algoritma tersebut memiliki perbedaan. Untuk memahami kembali perbedaan dari kedua algoritma tersebut dapat dilihat dari *Flowchart* seperti pada gambar di bawah ini.



Gambar 1 Flowchart

Berdasarkan gambar 1 diatas, metode penelitian yang dilakukan pertama kali adalah melakukan *input dataset*, membandingkan metode, menganalisa pengukuran data dengan menggunakan *Decision Tree* dan *Regression Logistics* kemudian membandingkan akurasi dan mengevaluasi data terakhir untuk menentukan algoritma terbaik yang digunakan. Metode pengujian dalam menghitung nilai validitas yang digunakan adalah dengan mencari nilai akurasi dan nilai error untuk menghasilkan perbandingan dari kedua algoritma tersebut. Dimana semakin tinggi nilai akurasi maka semakin baik pengelompokan dalam suatu cluster. Sebaliknya, jika nilai error semakin tinggi maka semakin buruk metode pengelompokan data dalam klasifikasi.

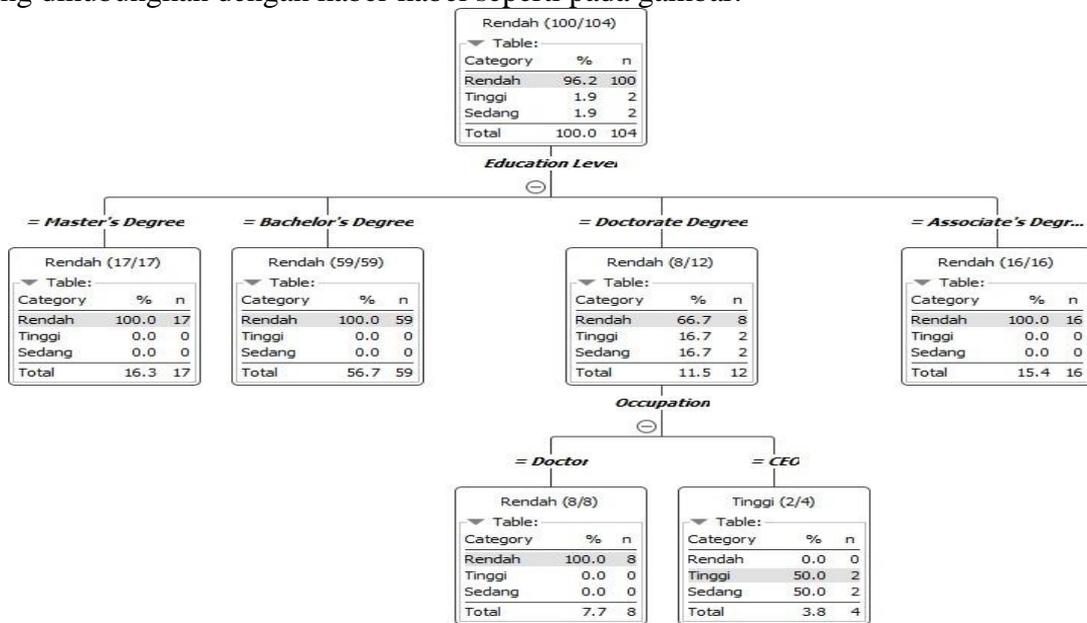
Pada penelitian ini akan mengklasifikasi dataset pendapatan penduduk menggunakan algoritma dengan metode *Decision Tree* dan *Regression Logistics* dengan mengimplementasikan pada software KNIME. Dengan menggunakan node-node yang diperlukan serta tentukan *cluster* yang diinginkan. Terakhir lihat nilai akurasi dan *error* pada *Confusion Matriks* sebagai nilai perbedaan dengan validasi cluster dari algoritma *Decision Tree* dan *Regresi Logistik*. Dari dataset dalam perhitungan pertama akan menggunakan *decision tree* untuk mencari pendapatan melalui jenis kelamin menggunakan KNIME, berikut untuk perhitungannya:



Gambar 2 Node Decision Tree

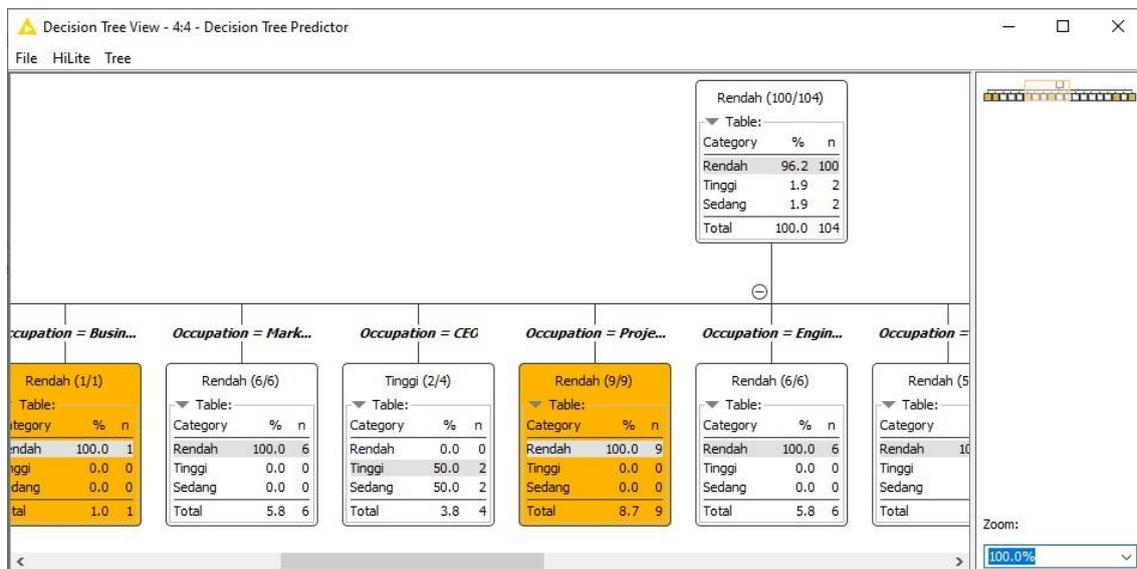
Pada Gambar 2 node decision tree yang diperlukan yaitu *file reader* sebagai

menstransfer data, partitioning untuk membagi data, *decision tree learner* untuk menginduksi pohon keputusan klasifikasi dimemori, *decision predictor* untuk memprediksi nilai kelas untuk pola baru dan *scorer* untuk membandingkan dua kolom dengan pasangan nilai *atribut* yang dihubungkan dengan kabel-kabel seperti pada gambar.



Gambar 3 Hasil Decision Tree Learner

Berdasarkan Gambar 3 Hasil *Decision Tree Learner* menghasilkan *output decision tree learner* diatas menjelaskan bahwa yang memiliki *income* rendah dengan total 100% dan nilai n sebanyak 104.



Gambar 4 Hasil Decision Tree Predictor

Berdasarkan Gambar 4 Hasil *Decision Tree Predictor* menghasilkan *output decision tree predictor* diatas tidak ada perbedaan antara *decision learner* dan *decision predictor*.

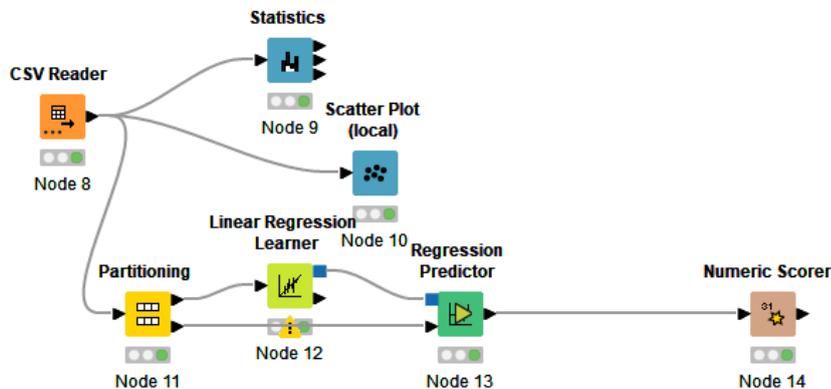
Income \ P...	Rendah	Tinggi	Sedang
Rendah	25	0	0
Tinggi	0	1	0
Sedang	0	1	0

Correct classified: 26	Wrong classified: 1
Accuracy: 96.296%	Error: 3.704%
Cohen's kappa (κ): 0.735%	

Gambar 5 Hasil Scorer

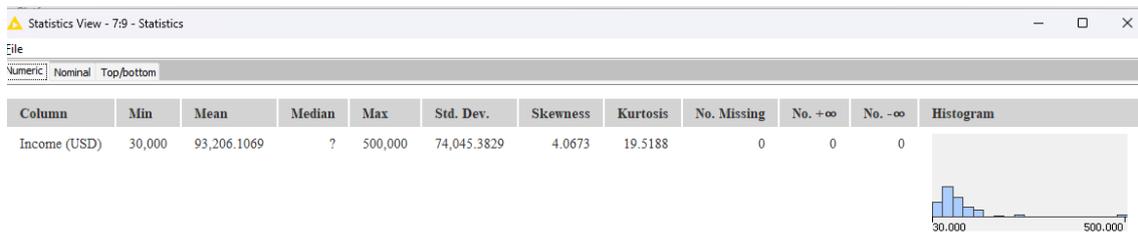
Berdasarkan Gambar 5 Hasil *Scorer* menghasilkan *output scorer* diatas yang menunjukkan hasil prediksi menggunakan algoritma *decision tree* pada pendapatan rendah dan tinggi menghasilkan accuracy 96% dengan nilai k 0,735%.

Kemudian perhitungan kedua akan menggunakan *regression logistic*, untuk analisis prediksi umur menggunakan knime berikut cara perhitungannya:



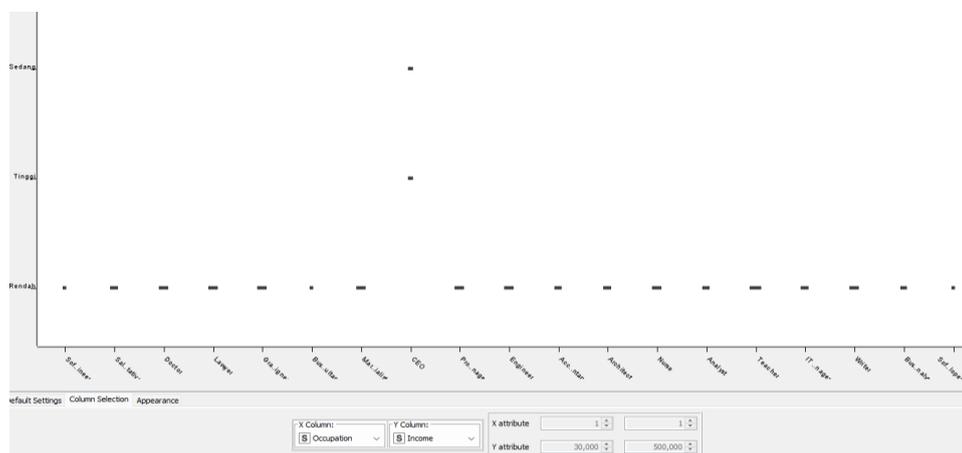
Gambar 6 Node Regression Logistic

Pada Gambar 6 Node *Regression Logistic* yang diperlukan yaitu *CSV Reader* digunakan untuk menginputkan *dataset*. *Statistic node* ini berfungsi menghitung nilai minimum, maksimum, rata-rata, standar deviasi, median, jumlah keseluruhan. Scatter plot digunakan untuk mempresentasikan baris data input sebagai titik dalam plot dua dimensi. Partitioning berfungsi untuk membagi data. Linear regression learner untuk menghitung sesuai kolom yang diinginkan. Regression predictor untuk memprediksi respon menggunakan regresi. Numeric scorer untuk menghitung statistic tertentu antara nilai kolom.



Gambar 7 Hasil Statistics

Berdasarkan Gambar 7 Hasil *Statistics*, pada *output statistics* diatas menunjukkan nilai min pada kolom *income* dengan *means* 93,206, nilai *max* 500,000 dengan *skewnews* 4.0673, dan kurtosis 19.5188. kemudian penggambaran persebaran data menggunakan scatter plot. pada salah satu contoh *scatter plot* dibawah ini menampilkan visualisasi.

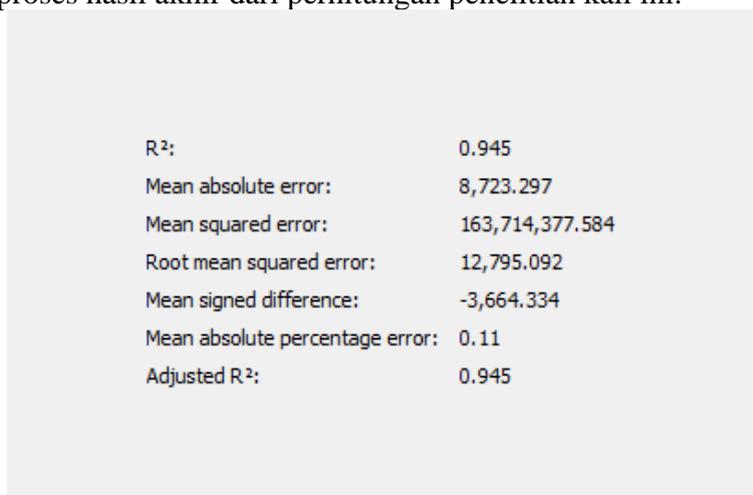


Gambar 8 Hasil Scatter Plot

Berdasarkan Gambar 8 Hasil Scatter Plot, menghasilkan output dari scatter plot diatas yang menunjukkan tingkat pendapatan rata-rata rendah di setiap pekerjaan.

- Pemodelan data training dan data testing

Pemodelan data training dan data testing merupakan alur kerja terakhir dalam proses pengolahan dataset diabetes. Menggunakan *node numeric scorer* sebagai alat untuk memproses hasil akhir dari perhitungan penelitian kali ini.



Gambar 9 Hasil Numeric Scorer

Berdasarkan Gambar 9 Hasil *Numeric Scorer*, menghasilkan *output* dari *numeric scorer* yaitu R^2 (*R-squared*) memiliki nilai 0,945 menunjukkan bahwa model yang digunakan mampu menjelaskan sekitar 94% variasi dalam data. Hal ini menunjukkan bahwa model tersebut sesuai dengan data secara sempurna. nilai MAE (*Mean Absolute Error*) sebesar 8,723 menunjukkan adanya selisih rata-rata sekitar 8,723 antara nilai yang diamati dan nilai yang diprediksi. Semakin rendah nilai MAE, semakin baik kualitas prediksi model. Nilai MSE (*Mean Squared Error*) sebesar 163,7 menunjukkan adanya selisih kuadrat rata-rata sekitar 163,7 antara nilai yang diamati dan nilai yang diprediksi. *Root mean squared error* (RMSE) memiliki nilai 12,795 menunjukkan adanya selisih rata-rata sekitar 12,795 antara nilai yang diamati dan nilai yang diprediksi. nilai mean signed difference sebesar -3,664 menunjukkan bahwa model cenderung memprediksi nilai yang sedikit lebih tinggi dari pada nilai yang diamati secara keseluruhan.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil implementasi antara decision tree dan logistic regression pada data berjumlah 130, didapatkan tingkat akurasi 96% untuk decision tree dan 94% untuk logistic regression. Faktor terbesar dalam prediksi nilai akhir adalah umur dan pekerjaan. Selain itu, umur dan pekerjaan juga mempengaruhi penghasilan seseorang. Seseorang yang memiliki keahlian khusus dan sudah lama berpengalaman dilihat dari umur dalam suatu bidang cenderung memiliki penghasilan yang berbeda dibandingkan dengan mereka yang baru terjun ke bidang tersebut. Penelitian selanjutnya perlu dikembangkan agar dapat memperoleh nilai akurasi yang lebih tinggi dan pola yang lebih jelas terlihat. Untuk penelitian selanjutnya, perlu dilakukan secara teliti di metode regresi logistik karena terjadi sedikit kesalahan.

DAFTAR PUSTAKA

- Anggara, E. D., Widjaja, A., & Suteja, B. R. (2022). Prediksi Kinerja Pegawai sebagai Rekomendasi Kenaikan Golongan dengan Metode Decision Tree dan Regresi Logistik. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 8(1), 218–234. <https://doi.org/10.28932/jutisi.v8i1.4479>
- Asmuruf, Makdalena F Rimate, V. A., & Kawung, G. M. V. (2015). Pengaruh Pendapatan Dan Jumlah Penduduk terhadap Pendapatansli Daerah (PAD) Di Kota Sorong. *Jurnal Berkala Ilmiah Efisiensi*, 15(05), 732.
- Bekesiene, S., & Hoskova-Mayerova, S. (2018). Decision tree-Based classification model for identification of effective leadership indicators. *Journal of Mathematical and Fundamental Sciences*, 50(2), 121–141. <https://doi.org/10.5614/j.math.fund.sci.2018.50.2.2>
- Fitriatun, E. (2019). Analisis Prediksi Churn Menggunakan Metode Logistic. *Journal of Chemical Information and Modeling*, 53(9), 1689–1699.
- Gupta, B., Rawat, A., Jain, A., Arora, A., & Dhimi, N. (2017). Analysis of Various Decision Tree Algorithms for Classification in Data Mining. *International Journal of Computer Applications*, 163(8), 15–19. <https://doi.org/10.5120/ijca2017913660>
- Indah, Y. (2022). Prediksi Tingkat Kepuasan Pelayanan Online Menggunakan Metode Algoritma C4.5. *Jurnal Informatika Ekonomi Bisnis*, 4, 59–64. <https://doi.org/10.37034/infeb.v4i2.99>
- Intention, S., Using, P., & Trees, D. (2017). *Millenium*, 2 (4), 13 - 22.
- Mortazavi, H., Safi, Y., Baharvand, M., & Rahmani, S. (2016). Diagnostic Features of Common Oral Ulcerative Lesions: An Updated Decision Tree. *International Journal of Dentistry*, 2016. <https://doi.org/10.1155/2016/7278925>

- Nurmalitasari, N., & Purwanto, E. (2022). Prediksi Performa Mahasiswa Menggunakan Model Regresi Logistik. *Jurnal Derivat: Jurnal Matematika Dan Pendidikan Matematika*, 9(2), 145–152. <https://doi.org/10.31316/jderivat.v9i2.2639>
- Patel, H. H., & Prajapati, P. (2018). Study and Analysis of Decision Tree Based Classification Algorithms. *International Journal of Computer Sciences and Engineering*, 6(10), 74–78. <https://doi.org/10.26438/ijcse/v6i10.7478>
- Priyanti, E. (2022). Penerapan Decision Tree Untuk Klasifikasi Tingkat Pendapatan. *IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology)*, 7(1), 7–12.
- Salama, K. M., Abdelbar, A. M., & Otero, F. E. B. (2015). Investigating evaluation measures in ant colony algorithms for learning decision tree classifiers. *Proceedings - 2015 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence, SSCI 2015*, 1146–1153. <https://doi.org/10.1109/SSCI.2015.164>
- Sharma, H., & Kumar, S. (2016). A Survey on Decision Tree Algorithms of Classification in Data Mining. *International Journal of Science and Research (IJSR)*, 5(4), 2094–2097. <https://doi.org/10.21275/v5i4.nov162954>
- Sperandei, S. (2014). Understanding logistic regression analysis. *Biochemia Medica*, 24(1), 12–18. <https://doi.org/10.11613/BM.2014.003>
- Tampil, Y., Komaliq, H., & Langi, Y. (2017). Analisis Regresi Logistik Untuk Menentukan Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Indeks Prestasi Kumulatif (IPK) Mahasiswa FMIPA Universitas Sam Ratulangi Manado. *D’CARTESIAN*, 6(2), 56. <https://doi.org/10.35799/dc.6.2.2017.17023>